

## 作业四：CGAN 网络结构与超参数调试实验

### 一、实验目的

- 探索条件生成对抗网络（CGAN）在 MNIST 图像生成中的效果。
- 调整网络结构、损失函数及训练超参数，观察生成器效果变化。
- 尝试反卷积（ConvTranspose2d）Generator，分析其对生成图像质量的提升。

### 二、实验方法

#### 网络结构尝试

##### 1. Generator:

- 原始使用全连接上采样到卷积层。
- 改为反卷积结构（ConvTranspose2d），以增强图像细节和分辨率。

##### 2. Discriminator:

- 保持全连接 + Dropout 结构，稳定训练。
- 条件标签通过 embedding 拼接输入。

#### 损失函数

- 使用 BCE Loss（Binary Cross-Entropy）训练对抗网络。
- 尝试调整生成器与判别器 loss 权重：
  - 平衡 D 与 G 的训练，避免判别器过强或生成器梯度消失。

#### 学习率与优化器

- Adam 优化器：
  - 初始  $lr = 0.0002$
  - $\beta_1 = 0.5, \beta_2 = 0.999$
- 尝试不同学习率（0.0001、0.0005）观察收敛速度和稳定性。

## 输入与条件

- 潜在向量  $z \sim N(0,1)$
- 条件标签 embedding 控制生成数字
- 图像归一化到  $[-1,1]$ ，方便 Tanh 输出匹配

## 三、实验结果与分析

### Generator 结构对比

结构	优点	缺点
全连接上采样	简单，实现快速	图像细节欠佳，容易模糊
反卷积 Generator	保留空间信息，可生成更清晰数字	参数稍多，训练略慢

### BCE 损失与 loss 权重调节

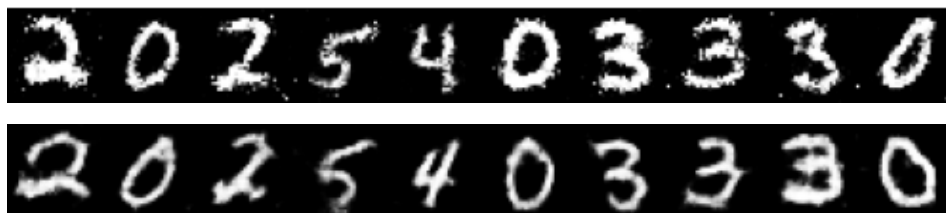
- 增加生成器 loss 权重：生成器生成图像更加逼真，但判别器训练较慢。
- 增加判别器 loss 权重：判别器更强，生成器梯度可能不稳定。
- 总结：合理平衡 G 与 D 的 loss 权重有助于稳定训练。

### 学习率影响

- $lr = 0.0001 \rightarrow$  收敛慢，但训练稳定，生成图像较平滑
- $lr = 0.0002 \rightarrow$  默认值，效果较好，训练速度适中
- $lr = 0.0005 \rightarrow$  收敛快，但容易出现生成器振荡或判别器过强

### 图像生成效果

- 使用反卷积 Generator 后，数字边缘更清晰，可辨识度提高。
- 调整 BCE Loss 权重与学习率后，生成器输出图像质量明显改善。



#### 四、总结

- 网络结构：使用反卷积 Generator 明显改善图像质量，尤其是细节和边缘。
- 损失函数与权重：BCE Loss 适合 CGAN，调整 G/D loss 权重可稳定训练。
- 学习率：过低导致收敛慢，过高导致训练不稳定。0.0002 为实验较佳选择。